

基于分组序列码本和压缩感知的大规模无源多址方案

张晶^{1,2}, 马林^{1,2}, 梁楚龙³, 高宏旭⁴

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003; 2. 江苏省无线通信重点实验室, 江苏 南京 210003;
3. 中兴通讯股份有限公司, 广东 深圳, 518055; 4. 中邮建技术有限公司, 江苏 南京 210012)

摘要: 针对大规模机器类型通信零星突发场景, 提出了一种基于分组序列码本和压缩感知的大规模无源多址方案。首先, 设计了基于特定移位模式的大容量扩展码本生成方案, 以扩展码本空间; 然后, 将上行信号的稀疏结构与多载波技术结合, 支持多用户数据在部分子载波上重叠传输, 以提高频谱效率; 最后, 建立了多载波 CS-MUD 模型, 设计了基于码本序列块的组正交匹配追踪算法完成活动用户及其上行数据的联合检测。仿真结果表明, 所提方案能够有效降低大规模随机接入的误码率。

关键词: 大规模机器类型通信; 压缩感知; 无源多址; 扩展码本

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023239

Massive unsourced multiple access scheme based on block sequence codebook and compressed sensing

ZHANG Jing^{1,2}, MA Lin^{1,2}, LIANG Chulong³, GAO Hongxu⁴

1. School of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

2. Jiangsu Province Key Lab of Wireless Communications, Nanjing 210003, China

3. ZTE Co., Ltd., Shenzhen 518055, China

4. China Post Construction Technology Co., Ltd., Nanjing 210012, China

Abstract: A massive unsourced multiple access scheme based on block sequence codebook and compressed sensing was proposed for sporadic burst scenario in massive machine type communication (mMTC). Firstly, a large-capacity spreading codebook generation scheme was designed according to a specific shift pattern, thus the codebook space was expanded. Secondly, the sparse structure of uplink signal was combined with multi-carrier technology to support overlapping transmission of multi-user data on some subcarriers, thus the spectral efficiency was improved. Finally, a multi-carrier CS-MUD model was established, and a group orthogonal matching pursuit algorithm based on codebook sequence blocks was designed to achieve the joint detection of active users and their uplink data. Simulation results show that the proposed scheme can effectively reduce the bit error rate of massive random access.

Keywords: mMTC, compressed sensing, unsourced multiple access, spreading codebook

0 引言

物联网 (IoT, Internet of things) 时代, 机器对机器 (M2M, machine to machine) 通信在自动化工

厂、智能医院、智能家居等诸多场景中有着广泛的应用。5G 系统将大规模机器类型通信 (mMTC, massive machine type communication) 列为其典型应用场景之一^[1-2]。据预测, 2024 年全球智能终端设

收稿日期: 2023-06-28; 修回日期: 2023-09-19

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2020YFB1807202); 国家自然科学基金资助项目 (No.92067201); 江苏省重点研发计划基金资助项目 (No.BE2020084-1)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2020YFB1807202), The National Natural Science Foundation of China (No.92067201), Jiangsu Province Key Research and Development Program (No.BE2020084-1)

备的数量将达到 5 000 亿台^[3]。终端设备的急剧增加和大规模连接对无线系统的设计带来了极大挑战：一是网络容量要足够大，二是多址技术应足够高效以支持大规模终端的过载接入。简言之，如何以有限的频谱资源承载大规模终端的随机接入成为当前亟待解决的重要问题。

作为 5G 和 IoT 的重要组成部分，mMTC 旨在为数百亿终端提供连接。然而，大多数机器类型设备（MTD, machine type device）是简单且廉价的传感器和执行器，数据处理能力低，MTD 需要将数据传输到基站进行处理和分析。鉴于大规模 MTD 的零星传输具备稀疏通信特性，压缩感知多用户检测（CS-MUD, compressed sensing multi-user detection）^[4]成为近年流行的免授权随机多址方法之一。文献[5-6]面向 mMTC 场景提出了基于编码的压缩感知（CS, compressed sensing）无源多址方案，它们利用大规模 MTD 的稀疏突发传输特性将多用户上行信号建模为 CS 方程，利用信道编解码方案执行用户活动检测（UAD, user activity detection）和数据检测（DD, data detection），实现了稀疏突发 MTD 的免授权随机多址。需要说明的是，此处的“无源”并非终端无电源，而是基站不识别上行数据具体来自哪个用户。这对于一些仅关注数据而不关注其来源的物联网场景（如环境温湿度监控场景）是非常适用的。

基于编码的 CS 无源多址方案复杂度较高。因此，基于匹配追踪的 CS-MUD 随机多址方案受到了关注。文献[7]设计了一种多测量矢量 CS 模型并提出了改进正交匹配追踪（OMP, orthogonal matching pursuit）算法迭代完成大规模随机接入信号的检测，通过缩小观测矩阵维度大大降低了算法运算时间。文献[8]提出一种适用于单载波正交频分复用系统的 CS-MUD 算法。文献[9]将 CS-MUD 应用于多载波传输系统，以提高用户接入时频资源的灵活性和扩展性。文献[10]将 CS-MUD 方案分为时隙多用户检测和信道估计两部分，使用近似消息传递算法增强信道估计和用户数据的检测性能。有别于前述 CS-MUD 方案采用单个扩展序列作为用户签名，文献[11]提出了一种基于序列块的用户签名方案，采用组正交匹配追踪（GOMP, group orthogonal matching pursuit）算法迭代执行大规模 UAD 和 DD，但是该方案对活动用户的稀疏度仍有严格约束。文献[12]面向高可靠低时延应用场景提出了 GOMP 最

小二乘算法和加权迭代 GOMP 算法。

基于 CS-MUD 的多址方案严格受限于活动用户稀疏度。为了松弛用户稀疏度约束，文献[13]提出一种交替方向乘数法检测多载波非正交多址系统的活动用户。文献[14]提出一种联合近似消息传递和期望最大化的算法估计活动用户的稀疏性。文献[15]使用异步稀疏贝叶斯学习和支持向量机来检测活动用户。然而，上述 CS-MUD 算法在提升随机多址信号检测性能的同时引入了巨大的计算复杂度。因此，文献[16]提出了一种稀疏度自适应块梯度追踪（SA-BGP, sparsity adaptive block gradient pursuit）算法，它采用块梯度下降代替矩阵求逆运算，大大降低了 CS-MUD 算法的复杂度。同样基于块梯度下降方法，文献[17]提出了增强型 BGP 算法，进一步降低了大规模随机多址信号的检测复杂度。鉴于 CS-MUD 算法性能受限于扩展序列的互相关性，而通过提高扩展因子降低扩展序列互相关性在频谱上不经济，文献[18-19]提出了基于竞争的 mMTC 一步接入方案，所有活动用户随机竞争导频并且使用导频映射的扩展序列来传输数据，这种方案虽然降低了扩展序列的互相关性约束，但存在严重的用户碰撞问题。文献[20]结合多天接收建立了空时 CS-MUD 框架，提出了改进的自适应子空间追踪算法提升大规模 MTD 随机多址性能。

综上所述，基于 CS-MUD 的多址技术已成为解决 mMTC 终端稀疏突发随机接入的有效方案之一。然而，受限于正交扩展码本容量和活动用户稀疏度约束，现有的 CS-MUD 方案性能并不理想。如何在增加扩展因子的前提下优化扩展码本的设计以提高 CS-MUD 的检测性能成为改进方向之一。此外，考虑多载波系统的 CS-MUD 以提高随机多址的频谱效率，是 CS-MUD 的另一个改进方向。

为此，本文针对 mMTC 终端稀疏突发传输场景，提出一种基于分组序列码本和压缩感知的大规模无源多址方案。本文的主要工作与创新点如下。

- 1) 提出一种大容量、易扩展的用户签名码本生成方案。在该方案中，将大规模终端（用户）分组形成多个子系统，为每个子系统设计一个基本扩展序列，将该序列根据特定移位模式循环移位后生成序列码本作为子系统的用户签名码。
- 2) 设计了多子系统频率复用方案。将多用户信号的稀疏结构与多载波传输技术结合，允许不同子系统复用部分子载波，由此提高随机接入的频谱效率。
- 3) 建立了多载

波 CS-MUD 模型, 提出一种基于码本序列块的组正交匹配追踪 (CB-GOMP, codebook sequence block based group orthogonal matching pursuit) 算法实现活动用户及其上行数据的联合高效检测。仿真结果表明, 所提方案的误码率低于现有 CS-MUD 方案, 在高活动用户接入概率下性能优势更明显。

1 系统模型

考虑单天线基站覆盖的单一蜂窝上行 mMTC 系统场景, 如图 1 所示。 K 个单天线用户终端随机分布于单个小区中; 为了高效管理用户, 将全部 K 个用户划分为 N_b 组, 形成 N_b 个子系统。令子系统标号为 b , 满足

$$b \in B = \{1, \dots, N_b\} \quad (1)$$

其中, B 表示子系统标号集合。每个子系统包含 K_b 个用户, $K_b = \lceil \frac{K}{N_b} \rceil$, $\lceil \cdot \rceil$ 表示取上整。每个子系统拥有一个包含 K_b 个扩展序列的序列码本, 其中每个扩展序列被随机分配给该子系统的用户用于对上行数据进行扩频。

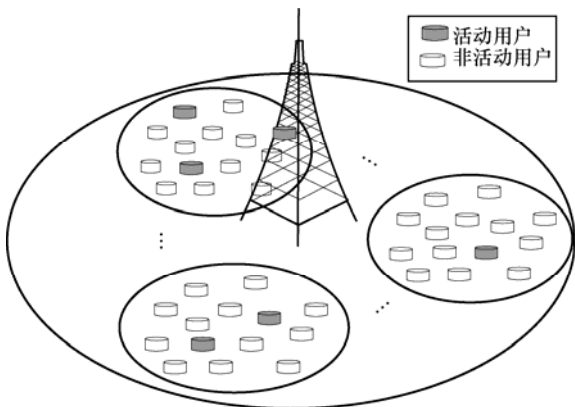


图 1 mMTC 系统场景

每个用户零星随机地向基站发起接入请求和数据传输。假设每个用户的活动概率 (即用户接入概率) 为 p_a , $p_a \ll 1$ 。在如此低的活动概率下, 大规模终端的数据传输是零星稀疏的, 即任一时刻至多有 $Kp_a \ll K$ 个用户处于活动状态。考虑用户采用时间帧发送数据, 并且在帧的多个时隙中用户活动状态保持不变, 多用户上行信号可以采用逐帧联合稀疏结构^[18]来建模, 如图 2 所示。图 2 中, 每列数据块表示单个时隙承载的用户数据符号; 每行数据块表示一个用户的信号帧, 若某行数据块全为 0,

表示该用户处于非活动状态, 否则表示该用户处于活动状态; 不同颜色的数据块表示不同数据符号。特别地, 当活动用户传输数据长度不足一帧时, 采用固定数据 (例如 0) 进行填充。

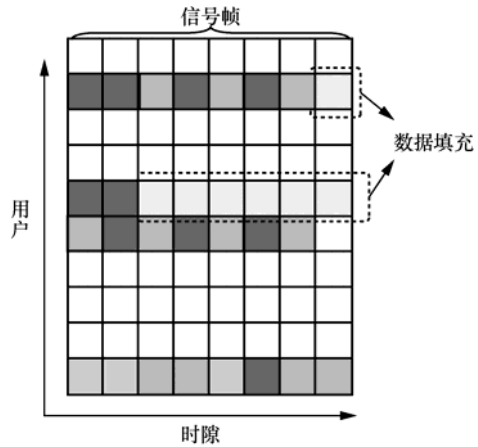


图 2 逐帧联合稀疏结构

利用多用户上行信号的逐帧联合稀疏特性, 基站采用 CS 技术联合执行 UAD 和 DD。首先, 将所有用户的上行信号建模为类似图 2 结构的行稀疏矩阵; 然后, 利用所有子系统的扩展序列码本构建观测矩阵, 据此将多用户的上行信号建模为一个 CS 变换方程, 上行信号重构即转变为 CS-MUD 问题; 最后, 设计一个 CS-MUD 算法——CB-GOMP 算法求解该问题, 完成用户活动及其数据的联合检测。

本质上, 基站通过检测上行接收信号中非零数据块的位置获得活动用户信息, 利用扩展序列的正交特性检测数据。也就是说, 基站仅检测哪些扩展序列承载了非零数据, 至于这些数据来自哪个子系统中的哪个用户则不需要确定, 因此上述多用户随机接入方法称为大规模无源多址。

下面详细阐述分组序列码本设计、上行数据传输方案以及 CB-GOMP 算法。

2 分组序列码本设计

分组序列码本的设计思想如下: 为每个子系统设计唯一的基本扩展序列, 将基本扩展序列按特定移位模式循环移位生成子系统的序列码本, 为每个用户分配其对应序列码本的唯一扩展序列。下面介绍分组序列码本的生成方案。

2.1 生成子系统的基本扩展序列

令 $\mathbf{s}_b \in \mathbb{C}^{N_c \times 1}$ 表示子系统 b 的基本扩展序列, 它

通过从单位圆上随机抽取 N_c 个样本生成; s_b 的第 i 个元素 $s_{b,i}(\mathcal{U})$ 表示为

$$s_{b,i}(\mathcal{U}) \in \exp[2\pi i\mathcal{U}], 1 \leq i \leq N_c \quad (2)$$

其中, \mathcal{U} 表示样本对应的相位 (系数), 服从区间 $[0,1]$ 上的均匀分布。于是, s_b 可以表示为

$$s_b = [s_{b,1}(\mathcal{U}), s_{b,2}(\mathcal{U}), \dots, s_{b,N_c}(\mathcal{U})]^T \quad (3)$$

2.2 生成子系统的特定移位模式

令子系统 $b \in B = \{1, \dots, N_b\}$ 的特定移位模式 p_b 为

$$p_b = [p_{b,d_{b,1}}, p_{b,d_{b,2}}, \dots, p_{b,d_{b,k}}, \dots, p_{b,d_{b,K_b}}] \quad (4)$$

其中, $p_{b,d_{b,k}}$ 表示子系统 b 中第 k 个用户的移位模式; $d_{b,k}$ 表示子系统 b 中用户 k 在 p_b 中的索引, 即向量 p_b 的第 $d_{b,k}$ 个元素; $p_{b,1} = 0$ 对应子系统 b 的基本扩展序列。

子系统 b 的移位模式 p_b 的第 m 个元素 $p_{b,m}$ 为

$$p_{b,m} = \arg \min_{j, 1 \leq j \leq N_c - 1} \left(\sum_{i=1}^{m-1} \langle s_b^{(p_{b,i})}, s_b^{(j)} \rangle \right), 2 \leq m \leq K_b \quad (5)$$

其中, $s_b^{(j)}$ 表示基本扩展序列 s_b 循环右移 j 位得到的新扩展序列; $s_b^{(p_{b,i})}$ 表示基本扩展序列 s_b 循环右移 $p_{b,i}$ 位得到的新扩展序列; $\langle s_b^{(p_{b,i})}, s_b^{(j)} \rangle$ 表示 $s_b^{(p_{b,i})}$ 和 $s_b^{(j)}$ 的相关运算值。

2.3 生成子系统的序列码本

根据移位模式 p_b 的 K_b 个元素对子系统 b 的基本扩展序列 s_b 执行 K_b 次循环右移操作, 得到子系统 b 全部 K_b 个用户的对应扩展序列, 这些扩展序列的集合即子系统 b 的序列码本。

例如, 根据子系统 b 的特定移位模式 $p_b = [p_{b,d_{b,1}}, \dots, p_{b,d_{b,k}}, \dots, p_{b,d_{b,K_b}}]$ 中第 $d_{b,k}$ 个元素 $p_{b,d_{b,k}}$ 对基本扩展序列 s_b 循环右移 $p_{b,d_{b,k}}$ 位, 生成新序列 $s_b^{(p_{b,d_{b,k}})}$, 即子系统 b 中第 k 个用户的扩展序列 s_k^b , 简称子系统 b 的第 k 个扩展序列。

于是, 子系统 b 的第 k 个扩展序列 s_k^b 表示为

$$s_k^b = s_b^{(p_{b,d_{b,k}})} \quad (6)$$

其中, $p_{b,d_{b,k}}$ 表示 p_b 的第 $d_{b,k}$ 个元素, $s_b^{(p_{b,d_{b,k}})}$ 表示序列 s_b 循环右移 $p_{b,d_{b,k}}$ 位后生成的新序列。

子系统 b 中所有用户的扩展序列构成集合 $S_b^C = \{s_1^b, s_2^b, \dots, s_k^b, \dots, s_{K_b}^b\}$, 即子系统 b 的扩展序列码本。为表述方便, 定义子系统 b 的序列码本矩阵为

$$S_b = [s_1^b, s_2^b, \dots, s_k^b, \dots, s_{K_b}^b] \quad (7)$$

上述分组序列码本的结构如图 3 所示。

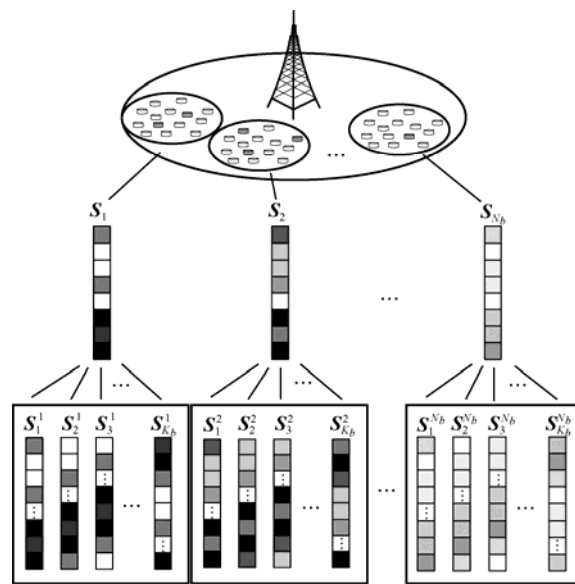


图 3 分组序列码本的结构

3 上行数据传输方案

3.1 发送数据处理

活跃用户的上行数据处理过程如图 4 所示, 其中 P_a 为用户接入概率。假设每个用户对其待发送数据进行数字调制后形成长度为 L 的调制符号帧。子系统 b 中所有用户的调制符号可以表示为矩阵 D_b , 即

$$D_b = [d_{b,1}, \dots, d_{b,k}, \dots, d_{b,K_b}]^T \in \mathbb{C}^{K_b \times L} \quad (8)$$

其中, $d_{b,k}^T$ 为 D_b 的第 k 行向量, 它表示子系统 b 中第 k 个用户的 L 个调制符号形成的一帧信号。如果某用户 k 处于静默状态, D_b 中的第 k 行填充 L 个 0。

活跃用户的数据经过调制后通过唯一的扩展

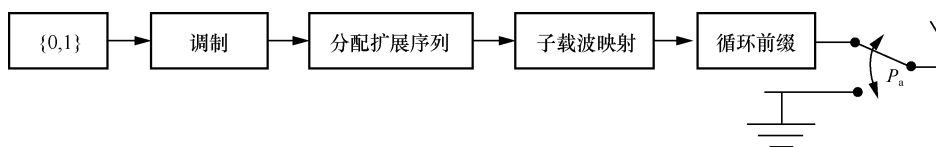


图 4 活跃用户的上行数据处理过程

序列进行扩展。每个子系统中所有用户的扩展后数据叠加得到该子系统的和信号。令子系统 b 的和信号矩阵为 $\mathbf{X}_b \in \mathbb{C}^{N_c \times L}$ ，表示为

$$\mathbf{X}_b = \mathbf{S}_b \mathbf{D}_b \quad (9)$$

每个子系统的和信号通过正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 技术映射到 N_s 个子载波中形成一个时频资源块, 如图 5 所示。令子系统 b 的和信号经 OFDM 映射变换后的频域信号为 $\underline{\mathbf{X}}_b \in \mathbb{C}^{N_s \times L}$ 。考虑时频资源块在子系统间正交分配, 子载波总数 N_{DFT} 为

$$N_{\text{DFT}} = N_s N_b \quad (10)$$

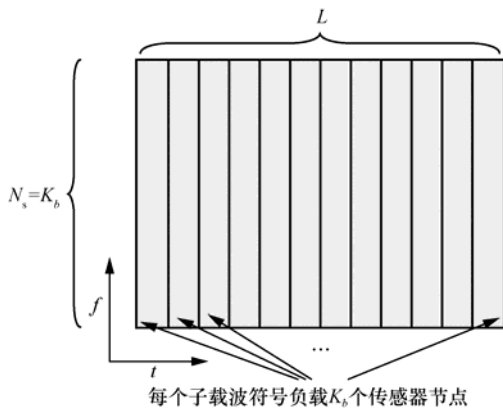


图 5 子系统的时频资源块

事实上, mMTC 场景下用户数目远大于时频资源数目。这意味着时频资源需要在子系统间复用。为了衡量资源复用下的系统负载情况, 定义系统载波负载系数 β 为系统承载的用户总数与子载波总数的比值, 表示为

$$\beta = \frac{K}{N_{\text{DFT}}} \quad (11)$$

显然, 正交资源分配下的系统载波负载系数 $\beta = 1$ 。

3.2 资源复用方案

为了提高时频资源效率, 考虑不同子系统复用的部分子载波以支持 $\beta > 1$, 即 $K > N_{\text{DFT}}$ 的过载接入。下面建模子载波复用后的上行信号。

令每个子系统占用一个包含 N_s 个连续子载波的时频资源块, 相邻子系统复用 N_o 个子载波, $0 \leq N_o \leq N_s$ 。 N_b 个子系统的和信号按照载波复用图样映射叠加为系统的上行信号 $\underline{\mathbf{X}} \in \mathbb{C}^{N_{\text{max}} \times L}$, 资源块复用图样如图 6 所示。

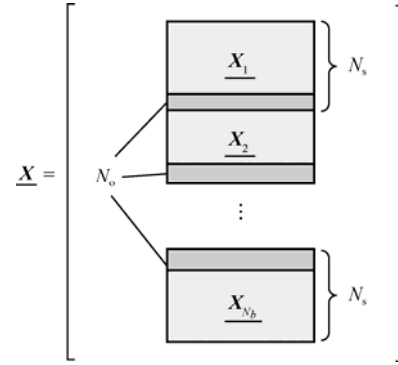


图 6 资源块复用图样

重叠复用子载波后, 系统使用的子载波总数 N_{max} 为

$$N_{\text{max}} = \underbrace{N_b N_s}_{\text{需要的资源数目}} - \underbrace{(N_b - 1) N_o}_{\text{节省的资源数目}} \quad (12)$$

通过子载波复用, 系统载波负载系数为

$$\beta = \frac{N_b K_b}{N_b N_s - (N_b - 1) N_o} = \frac{K}{N_{\text{max}}} \quad (13)$$

由于 $N_{\text{max}} < N_{\text{DFT}}$, 资源块复用后的系统载波负载系数 $\beta > 1$ 。资源块复用虽然引入了一定的用户干扰, 但由于干扰位置已知, 可以利用基于码本序列块的 CS-MUD 算法消除干扰。因此, 上述方案可以在不影响检测性能的前提下提高多址系统容量。

4 CB-GOMP 算法

4.1 接收信号预处理

考虑平坦衰落信道, 基站接收的 N_b 个子系统的上行频域和信号 $\underline{\mathbf{Y}} \in \mathbb{C}^{N_{\text{max}} \times L}$ 转换为时域和信号 $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{[N_b N_c - (N_b - 1) N_o] \times L}$, 若 $N_o = 0$, 各子系统信号间不存在互干扰现象; 否则, 子系统信号间存在互干扰现象。

令 $N_o > 0$ 且 $N_s = N_c$, 则 $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{N_{\text{max}} \times L}$ 。基站接收的时域和信号 \mathbf{Y} 可以表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{HSD} + \mathbf{N} \quad (14)$$

其中, 矩阵 $\mathbf{D} \in \mathcal{A}_0^{(N_b, K_b) \times L}$ 表示用户上行信号矩阵, $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1^T, \dots, \mathbf{D}_b^T, \dots, \mathbf{D}_{N_b}^T]^T$, 其第 k 行表示第 k 个用户的调制信号; $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_{\text{max}} \times N_{\text{max}}}$ 表示信道系数矩阵, 它是对角矩阵, 表示为

$$\mathbf{H} = \text{diag}\{h_1, \dots, h_s, \dots, h_{N_{\text{max}}}\} = \begin{bmatrix} h_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \dots & h_s & 0 & 0 \\ \dots & 0 & 0 & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & h_{N_{\text{max}}} \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中, h_s 表示子载波 s 的平坦衰落系数; N 表示信道加性白高斯噪声矩阵, 它服从均值为 0、方差为 $\sigma_N^2 \mathbf{I}$ 的复高斯分布, 即 $N \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_N^2 \mathbf{I})$ 。矩阵 $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{N_{\max} \times (N_b K_b)}$ 为表征用户数据重叠关系的扩展矩阵, 由每个子系统序列码本矩阵 \mathbf{S}_b , $1 \leq b \leq N_b$ 部分重叠组成, 子系统序列码本 \mathbf{S}_b 的上 N_0 行与子系统序列码本 \mathbf{S}_{b-1} 的下 N_0 行重叠。子系统资源复用后的扩展矩阵 \mathbf{S} 的结构如图 7 所示, 它是一个块对角矩阵。

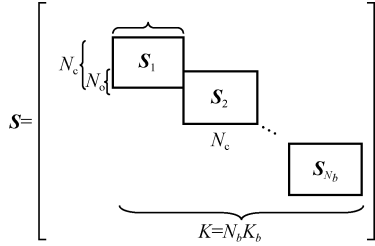


图 7 子系统资源复用后的扩展矩阵 \mathbf{S} 的结构

根据系统模型, 上行信号矩阵 \mathbf{D} 具有逐帧 (逐行) 稀疏特性。因此, 式(14)可视为一个 CS 变换方程, 利用 CS-MUD 技术由式(14)重构矩阵 \mathbf{D} , 即可恢复上行信号。需要特别说明的是, 由于子系统序列码本矩阵 \mathbf{S}_b ($1 \leq b \leq N_b$) 具有近正交特性, 子载波复用引起的子系统间信号干扰可以利用子系统序列码本的相关性进行消除。

4.2 CB-GOMP 算法概述

假设信道矩阵 \mathbf{H} 先验已知, 基于式(14)同时利用矩阵 \mathbf{S} 的块对角特性, 本节设计一种基于码本序列块的组正交匹配追踪算法解决过载 ($N_0 > 0$) 情况下的活动用户检测与上行信号重构。

首先, 将子系统 b 的序列码本矩阵 \mathbf{S}_b 分割为重构序列矩阵 $\mathbf{S}_b^{\text{Rec}} \in \mathbb{C}^{(N_c - N_0) \times K_b}$ 和干扰消除序列矩阵 $\mathbf{S}_b^{\text{Can}} \in \mathbb{C}^{N_0 \times K_b}$ 两部分, 如图 8 所示, 前者用于重构信号, 后者用于消除干扰。

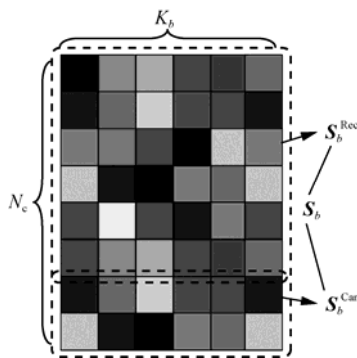


图 8 序列码本的分组过程

$\mathbf{S}_b^{\text{Rec}}$ 和 $\mathbf{S}_b^{\text{Can}}$ 分别表示为

$$\mathbf{S}_b^{\text{Rec}} = \{s_1^{b_{\text{Rec}}}, s_2^{b_{\text{Rec}}}, \dots, s_k^{b_{\text{Rec}}}, \dots, s_{K_b}^{b_{\text{Rec}}}\}, 1 \leq b \leq N_b \quad (16)$$

$$\mathbf{S}_b^{\text{Can}} = \{s_1^{b_{\text{Can}}}, s_2^{b_{\text{Can}}}, \dots, s_k^{b_{\text{Can}}}, \dots, s_{K_b}^{b_{\text{Can}}}\}, 1 \leq b \leq N_b \quad (17)$$

$\mathbf{S}_b^{\text{Rec}}$ 选取 \mathbf{S}_b 的上半部分, $\mathbf{S}_b^{\text{Rec}}$ 中用户 k 的扩展序列 $s_k^{b_{\text{Rec}}}$ 的长度为 $N_c - N_0$, 用于子系统 b 的活动用户检测和恢复; $\mathbf{S}_b^{\text{Can}}$ 选取 \mathbf{S}_b 的下半部分, $\mathbf{S}_b^{\text{Can}}$ 中用户 k 的扩展序列的长度为 N_0 , 用于消除子系统 b 对其他子系统的干扰。

以上行信号 \mathbf{Y} 、序列码本 $\mathbf{S}_b = \{s_1^b, \dots, s_k^b, \dots, s_{K_b}^b\}$ ($1 \leq b \leq N_b$)、稀疏度 S 为输入参数, 上行信号估计矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$ 作为结果输出, CB-GOMP 算法详细过程描述如下。

步骤 1 初始化算法参数。

令子系统 b 的支持集 (即子系统 b 中活动用户序号集合) 的估计为 Γ_b , 其初始值为 $\Gamma_b = \emptyset$; 当前检测子系统的索引标号为 g , $1 \leq g \leq N_b$, 其初始值为 1; 当前检测子系统 g 中活动用户数据的迭代次数为 q , 其初始值为 1。

基站接收的一帧上行信号 \mathbf{Y} 表示为

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_l, \dots, \mathbf{y}_L] \in \mathbb{C}^{[N_c N_b - (N_b - 1)N_0] \times L} \quad (18)$$

其中, \mathbf{y}_l 表示当前帧的第 l 个符号, L 为一帧数据的长度。 \mathbf{y}_l 包含 N_b 个子系统的信号, 表示为

$$\mathbf{y}_l = [\mathbf{y}_l^1, \dots, \mathbf{y}_l^g, \dots, \mathbf{y}_l^{N_b}]^T \quad (19)$$

其中, $\mathbf{y}_l^g \in \mathbb{C}^{(N_c - N_0) \times 1}$ ($g \neq N_b$) 表示 \mathbf{y}_l 分组中的第 g 个子信号, 由扩展矩阵 \mathbf{S} 的重叠特性可知, $\mathbf{y}_l^{N_b} \in \mathbb{C}^{N_0 \times 1}$ 。

残差 \mathbf{r}_l^q 表示第 q 次迭代接收信号 \mathbf{y}_l 与已检测用户信号的差。 \mathbf{r}_l^0 表示残差 \mathbf{r}_l^q 的初值, $\mathbf{r}_l^0 = \mathbf{y}_l^g$ 。平均残差 \mathbf{r} 表示接收信号与重构信号的残差均值, 由 \mathbf{r}_l^q ($1 \leq l \leq L$) 的平均值确定, 表示为

$$\mathbf{r} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{r}_l^q \quad (20)$$

步骤 2 检测活动用户的子系统码本索引。

对于接收到的一帧符号, 即 $\mathbf{r}_l^0 = \mathbf{y}_l^g, 1 \leq l \leq L$, 利用式(21)求出重构序列矩阵 $\mathbf{S}_b^{\text{Rec}}$ 各列 (即 $s_1^{b_{\text{Rec}}}, s_2^{b_{\text{Rec}}}, \dots, s_k^{b_{\text{Rec}}}, \dots, s_{K_b}^{b_{\text{Rec}}}$) 与 L 组初始残差 \mathbf{r}_l^0 的内积之和, 比较 N_b 组求和结果, 得到求和结果最大的一组所对应的子系统的码本索引 I_g 。

$$I_g = \arg \max_{b, 1 \leq b \leq N_b} \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^{K_b} |\langle s_k^{b_{\text{Rec}}}, \mathbf{r}_l^0 \rangle| \quad (21)$$

步骤 3 检测活动用户索引。

利用 I_g 对应的重构序列矩阵 $\mathbf{S}_{I_g}^{\text{Rec}}$ 与残差 \mathbf{r}_l^{q-1} 进行组正交匹配追踪 (GOMP) [12]。通过式(22)迭代求出 $\mathbf{S}_{I_g}^{\text{Rec}}$ 各列与 L 组残差 \mathbf{r}_l^{q-1} 的内积值之和, 即比较 K_b 组求和结果, 得到求和结果最大的一组对应的活动用户索引 \mathbf{A}_{I_g} , 即

$$\mathbf{A}_{I_g} = \arg \max_{1 \leq k \leq K_b} \sum_{l=1}^L \left| \left\langle \mathbf{s}_k^{I_g^{\text{Rec}}}, \mathbf{r}_l^{q-1} \right\rangle \right| \quad (22)$$

利用式(23)更新子系统 I_g 中活动用户的支持集 $\Gamma_{I_g}^q$ 。

$$\Gamma_{I_g}^q = \mathbf{A}_{I_g} \cup \Gamma_{I_g}^{q-1} \quad (23)$$

步骤 4 重构子系统活动用户数据。

基于式(24)估计当前迭代过程重构的子系统 I_g 的用户数据 $\hat{\mathbf{x}}_{\Gamma_{I_g}^q, l}$, 即

$$\hat{\mathbf{x}}_{\Gamma_{I_g}^q, l} = \left(\mathbf{S}_{\Gamma_{I_g}^q}^{\text{Rec}} \right)^\dagger \mathbf{r}_l^0 \quad (24)$$

其中, $(\cdot)^\dagger$ 表示矩阵伪逆运算。遍历循环 L 组残差 \mathbf{r}_l^0 后, 执行步骤 5。

步骤 5 更新信号残差。

根据式(25), 从 \mathbf{r}_l^0 中减去估计数据后更新残差 \mathbf{r}_l^q , 遍历更新 L 组残差 (即 $\mathbf{r}_1^q, \mathbf{r}_2^q, \dots, \mathbf{r}_l^q, \dots, \mathbf{r}_L^q$)。根据式(20)计算当前迭代的平均残差 \mathbf{r} 。

$$\mathbf{r}_l^q = \mathbf{r}_l^0 - \mathbf{S}_{\Gamma_{I_g}^q}^{\text{Rec}} \hat{\mathbf{x}}_{\Gamma_{I_g}^q, l} \quad (25)$$

根据式(26), 残差能量 $\|\mathbf{r}\|_2$ 小于阈值 γ 时停止当前检测子系统 I_g 的用户信号更新, 得到 I_g 中用户数据的估计矩阵 $\hat{\mathbf{x}}_{I_g, l}$, 将其保存到系统用户数据估计矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$ 中, 当前检测子系统的活动用户数据重构完成, 执行步骤 6。

$$\|\mathbf{r}\|_2 < \gamma \quad (26)$$

步骤 6 消除子系统数据之间的干扰。

将 g 更新为 $g+1$, 分组信号 \mathbf{y}_l^g 更新为 \mathbf{y}_l^{g+1} , 利用已检测的子系统的支持集和序列码本, 以及干扰消除序列矩阵 $\mathbf{S}_{I_g}^{\text{Can}}$, 消除已检测的子系统 I_g 的活动用户数据对待测子系统的活动用户数据的干扰。消除干扰后的信号 $\widetilde{\mathbf{y}}_l^{g+1}$ 表示为

$$\widetilde{\mathbf{y}}_l^{g+1} = \mathbf{y}_l^{g+1} - \mathbf{S}_{I_g}^{\text{Can}} \hat{\mathbf{x}}_{I_g, l} \quad (27)$$

迭代更新初始残差 $\mathbf{r}_l^0 = \widetilde{\mathbf{y}}_l^{g+1}$, 更新迭代次数 $q=1$, 重复步骤 2~步骤 5, 对待测子系统的活动

用户以及数据进行检测, 更新子系统 I_{g+1} 用户数据的估计矩阵 $\hat{\mathbf{x}}_{I_{g+1}, l}$, 直到满足 $g = N_b$ 时, 活动用户和数据的联合检测结束, 得到系统用户数据的估计矩阵 $\hat{\mathbf{X}} \in \mathcal{A}_b^{(N_b, K_b) \times L}$ 。

CB-GOMP 算法的具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 CB-GOMP 算法

输入 \mathbf{Y}, \mathbf{S}_b , 其中 $1 \leq b \leq N_b$

输出 $\hat{\mathbf{X}}$

初始化 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_l, \dots, \mathbf{y}_L]$, $\mathbf{r}_l^0 = \mathbf{y}_l^1$,

$\Gamma_b^0 = \emptyset$, $\mathbf{y}_l = [\mathbf{y}_l^1, \dots, \mathbf{y}_l^g, \dots, \mathbf{y}_l^{N_b}]^T$, $1 \leq l \leq L$, $g=1$

1) 判断是否满足条件 $g \leq N_b$, 若满足, 令 $q=1$, 执行步骤 2), 否则执行步骤 11)

2) $I_g = \arg \max_{b, 1 \leq b \leq N_b} \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^{K_b} \left| \left\langle \mathbf{s}_k^{I_g^{\text{Rec}}}, \mathbf{r}_l^0 \right\rangle \right|$

3) $\mathbf{A}_{I_g} = \arg \max_{1 \leq k \leq K_b} \sum_{l=1}^L \left| \left\langle \mathbf{s}_k^{I_g^{\text{Rec}}}, \mathbf{r}_l^{q-1} \right\rangle \right|$

4) $\Gamma_{I_g}^q = \mathbf{A}_{I_g} \cup \Gamma_{I_g}^{q-1}$, $\hat{\mathbf{x}}_{\Gamma_{I_g}^q, l} = \left(\mathbf{S}_{\Gamma_{I_g}^q}^{\text{Rec}} \right)^\dagger \mathbf{r}_l^0$

5) $\mathbf{r}_l^q = \mathbf{r}_l^0 - \mathbf{S}_{\Gamma_{I_g}^q}^{\text{Rec}} \hat{\mathbf{x}}_{\Gamma_{I_g}^q, l}$, $\mathbf{r} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{r}_l^q$

6) 判断是否满足条件 $\|\mathbf{r}\|_2 < \gamma$, 若满足, 则执行步骤 7), 否则执行步骤 10)

7) $\hat{\mathbf{x}}_{I_g, l} = \hat{\mathbf{x}}_{\Gamma_{I_g}^q, l}$, $\widetilde{\mathbf{y}}_l^{g+1} = \mathbf{y}_l^{g+1} - \mathbf{S}_{I_g}^{\text{Can}} \hat{\mathbf{x}}_{I_g, l}$

8) $\mathbf{r}_l^0 = \widetilde{\mathbf{y}}_l^{g+1}$, $\hat{\mathbf{X}}_{I_g} = [\hat{\mathbf{x}}_{I_g, 1}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{I_g, l}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{I_g, L}]$

9) $g = g+1$, 执行步骤 1)

10) $q = q+1$, 执行步骤 3)

11) 返回 $\hat{\mathbf{X}} = \{\hat{\mathbf{X}}_1, \dots, \hat{\mathbf{X}}_g, \dots, \hat{\mathbf{X}}_{N_b}\}$

4.3 算法复杂度

CB-GOMP 算法复杂度主要取决于支持集的更新、重构信号估计和残差更新的计算量。综合考虑子系统索引检测附加的计算量, 经历 $\text{Iter}_{\text{GOMP}}$ 次迭代时, CB-GOMP 算法的计算复杂度为

$$C_{\text{CB-GOMP}} = N_b \text{Iter}_{\text{GOMP}} \times O(2N_c(K_b i^2 L^2 + i^3 L^3)) \quad (28)$$

其中, N_b 表示子系统数目, $\text{Iter}_{\text{GOMP}}$ 表示 CB-GOMP 算法的迭代次数, N_c 表示扩展序列长度, K_b 表示子系统 b 中用户数目, L 表示帧长, i 表示帧数。

OMP、GOMP、CB-GOMP 这 3 种算法的计算复杂度对比如表 1 所示。实际应用中, N_b 取值不大, CB-GOMP 算法复杂度的上升并不明显。这意味着 CB-GOMP 算法可以在不大幅提升复杂度的条件下实

现对活动用户及其数据的高效联合检测。此外，基于分组序列码本的CS-MUD重构算法不局限于以GOMP为主体，可以根据实际场景的需要更换CB-GOMP的主体算法，实现了CS-MUD重构算法依据实际场景自由改变的特点，算法具备较高的可移植性。

表 1 不同算法的计算复杂度对比

算法	计算复杂度
OMP	$Iter_{OMP} \times O(2N_c(K_b i^2 L^2 + i^3 L^3))$
GOMP	$Iter_{GOMP} \times O(2N_c(K_b i^2 L^2 + i^3 L^3))$
CB-GOMP	$N_b Iter_{CB-GOMP} \times O(2N_c(K_b i^2 L^2 + i^3 L^3))$

5 性能仿真与分析

本节利用 MATLAB 对所提基于 CB-GOMP 的大规模无源多址方案的性能进行仿真研究，重点研究接收信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio)、用户接入概率、过载因子与误码率 (BER, bit error rate) 的关系，并与另外 2 种 CS-MUD 算法，即 OMP 算法和 GOMP 算法进行比较。其中，用户接入概率 P_a 定义为活动用户数目 S 与用户总数 K 的比值，过载因子 λ 定义为扩展序列的长度与用户总数 K 的比值，分别表示为

$$P_a = \frac{S}{K} \tag{29}$$

$$\lambda = \frac{N_c}{K} \tag{30}$$

除特别说明，系统仿真参数设置如表 2 所示。

表 2 仿真参数设置

仿真参数	参数取值
终端数量 K	540
调制方式	QPSK
终端天线数目	1
接收天线数目	1
高斯白噪声方差	1
载波带宽/kHz	15
重叠子载波数目	2
系统分组数量 N_b	3、6、9
数据帧长度/bit	100

不同方案的误码率随 SNR 的变化如图 9 所示，其中，用户接入概率 $P_a=0.12$ ，过载因子 $\lambda=0.45$ 。从图 9 可以看出，基于 CB-GOMP 的方案 BER 明显低于基于 GOMP 和 OMP 的方案。在信噪比为 20 dB 时，基于 CB-GOMP 的方案 BER 相比基于

GOMP 的方案降低了近一个数量级。当增加系统分组（即子系统）数量时，基于 CB-GOMP 的方案 BER 进一步降低。从整体来看，在高 SNR 区域，基于 CB-GOMP 的方案 BER 性能优于传统方案。

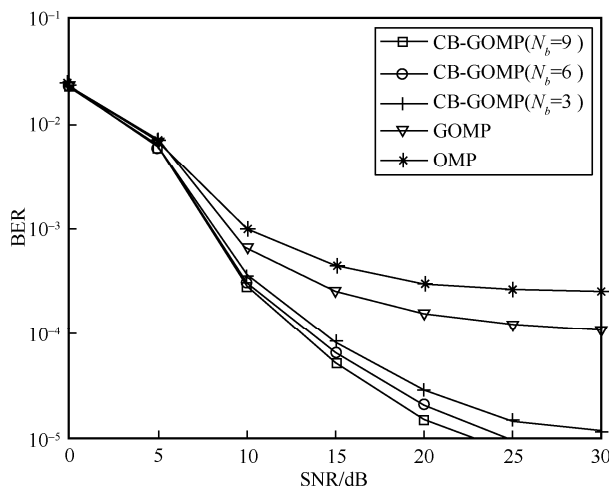


图 9 不同方案的误码率随 SNR 的变化

不同方案的误码率随用户接入概率的变化如图 10 所示，其中，SNR=12 dB，过载因子 $\lambda=0.5$ 。从图 10 可以看出，所有多址方案的 BER 随着活动用户接入概率上升而升高。但是，基于 CB-GOMP 的方案 BER 明显低于基于 OMP 和 GOMP 的方案，即使在 $P_a=0.21$ 时，基于 CB-GOMP 的方案 BER 仍然小于 10^{-2} ，而基于 OMP 和 GOMP 的方案 BER 已经大于 10^{-2} 。当增加系统分组（即子系统）数量时，基于 CB-GOMP 的方案 BER 进一步降低。从整体上看，基于 CB-GOMP 的方案对多址干扰的鲁棒性更强，在活动用户数量较多的场景下，基于 CB-GOMP 的方案可以通过适当地增加系统分组的数量进一步降低 BER。

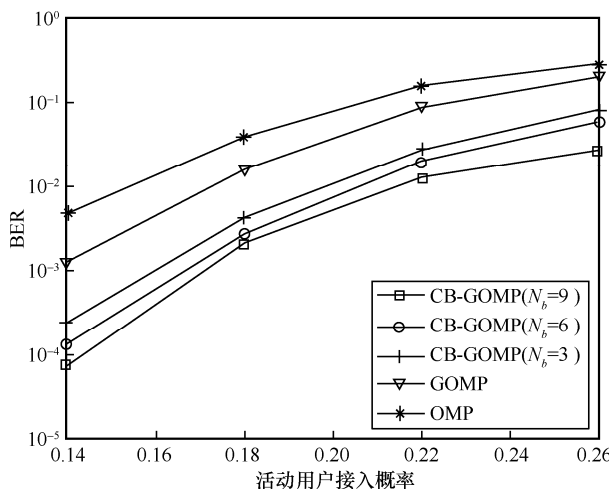


图 10 不同方案的误码率随活动用户接入概率的变化

不同方案的误码率随过载因子的变化如图 11 所示, 其中, SNR=15 dB, 用户接入概率 $P_a=0.1$ 。从图 11 可以看出, 所有多址方案的 BER 随着过载因子的增加而下降。然而, 基于 CB-GOMP 的方案 BER 明显低于基于 OMP 和 GOMP 的方案; 在过载因子为 0.45 时, 基于 CB-GOMP 的方案 BER 相比基于 GOMP 的方案降低了近一个数量级, 基于 CB-GOMP 的方案中的活动用户几乎都被正确检测, 而基于 OMP 和 GOMP 的方案 BER 接近 10^{-3} 。此外, 当增加系统分组 (即子系统) 数量时, 基于 CB-GOMP 的方案 BER 进一步降低, 进而使 BER 增益得到改善。从整体上看, 在海量终端过载的场景下, 基于 CB-GOMP 的方案可以用更少的资源来实现与其他方案相同的检测性能。

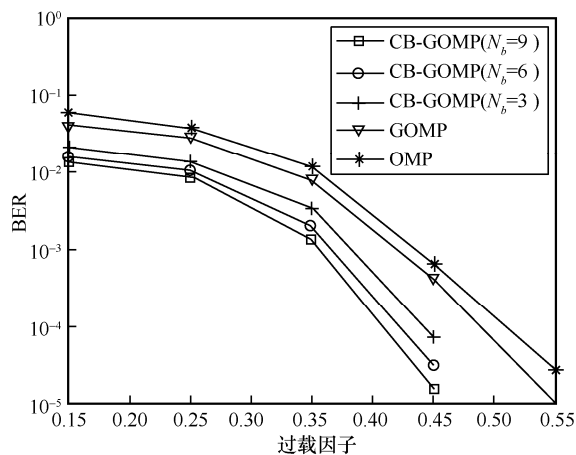


图 11 不同方案的误码率随过载因子的变化

6 结束语

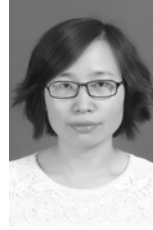
本文针对 mMTC 终端零星突发接入传输场景, 提出了一种基于分组序列码本和压缩感知的大规模无源多址方案。该方案针对多个用户分组设计特定的分组序列码本作为用户签名码, 同时考虑不同分组的用户部分复用子载波以提高频谱效率; 基站则利用多终端 (用户) 信号的稀疏结构及分组序列码本的自相关特性实现基于 CS 的多个活动用户及其发送数据的联合检测, 由此实现免授权的大规模随机多址。仿真结果表明, 相比现有 CS-MUD 多址方案, 所提方案的接入概率和误码率性能有了大幅提升, 基站联合执行活动用户检测和上行数据检测的性能更好。

参考文献:

- [1] 詹文, 梁译文, 孙兴华, 等. 面向 mMTC 的 5G 网络多随机接入机制性能优化策略[J]. 物联网学报, 2022, 6(2): 95-105.
ZHAN W, LIANG Y W, SUN X H, et al. Performance optimization for mMTC in 5G network with multiple random access schemes[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2022, 6(2): 95-105.
- [2] 李昕, 孙君. 基于价值差异学习的多小区 mMTC 接入算法[J]. 电信科学, 2022, 38(6): 82-90.
LI X, SUN J. Value-difference learning based mMTC devices access algorithm in multi-cell network[J]. Telecommunications Science, 2022, 38(6): 82-90.
- [3] EVANS D. The Internet of things: how the next evolution of the Internet is changing everything[R]. 2011.
- [4] HASAN S M, MAHATA K, HYDER M M. Uplink grant-free NOMA with sinusoidal spreading sequences[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(6): 3757-3770.
- [5] AMALLADINNE V K, CHAMBERLAND J F, NARAYANAN K R. A coded compressed sensing scheme for unsourced multiple access[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2020, 66(10): 6509-6533.
- [6] VEM A, NARAYANAN K R, CHAMBERLAND J F, et al. A user-independent successive interference cancellation based coding scheme for the unsourced random access Gaussian channel[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(12): 8258-8272.
- [7] CHEN D, TIAN L W, XU C Q. MMV-based OMP for DOA estimation with 1-bit measurement[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1550(3): 032150.
- [8] BEYENE Y, BOYD C, RUTTIK K, et al. Compressive sensing for MTC in new LTE uplink multi-user random access channel[C]//Proceedings of AFRICON. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-5.
- [9] MONSEES F, WOLTERING M, BOCKELMANN C, et al. Compressive sensing multi-user detection for multicarrier systems in sporadic machine type communication[C]//Proceedings of 2015 IEEE 81st Vehicular Technology Conference (VTC Spring). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-5.
- [10] JIANG S C, YUAN X J, WANG X, et al. Joint user identification, channel estimation, and signal detection for grant-free NOMA[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10): 6960-6976.
- [11] ALAM M, ZHANG Q. Sequence block based compressed sensing multiuser detection for 5G[C]//Proceedings of IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [12] HE Y J, CHEN W, AHMAD I, et al. Compressive sensing based random access for machine type communications considering tradeoff between link performance and latency[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019, 2019(1): 1-11.
- [13] CAI D H, WEN J M, FAN P Z, et al. Active user and data detection for uplink grant-free NOMA systems[J]. China Communications, 2020, 17(11): 12-28.
- [14] WEI C, LIU H P, ZHANG Z C, et al. Approximate message passing-based joint user activity and data detection for NOMA[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(3): 640-643.

- [15] FU J W, WU G, ZHANG Y Z, et al. Active user identification based on asynchronous sparse Bayesian learning with SVM[J]. IEEE Access, 2019, 7: 108116-108124.
- [16] GAO P Y, LIU Z L, XIAO P, et al. Low-complexity channel estimation and multi-user detection for uplink grant-free NOMA systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(2): 263-267.
- [17] GAO P Y, LIU Z L, XIAO P, et al. Low-complexity block coordinate descend based multiuser detection for uplink grant-free NOMA[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(9): 9532-9543.
- [18] BAI Y N, CHEN W, AI B, et al. Contention based massive access scheme for B5G: a compressive sensing method[C]//Proceedings of 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1854-1859.
- [19] BAI Y N, CHEN W, AI B, et al. Prior information aided deep learning method for grant-free NOMA in mMTC[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(1): 112-126.
- [20] WU L T, SUN P, WANG Z B, et al. Joint user activity identification and channel estimation for grant-free NOMA: a spatial-temporal structure-enhanced approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(15): 12339-12349.

[作者简介]



张晶(1980-),女,湖北襄阳人,博士,南京邮电大学副教授,主要研究方向为移动通信、物联网、无线资源管理、认知无线电等。



马林(1997-),男,山西大同人,南京邮电大学硕士生,主要研究方向为大规模无源多址和压缩感知技术。

梁楚龙(1986-),男,广东中山人,博士,中兴通讯股份有限公司高级工程师,主要研究方向为移动通信、算法设计等。

高宏旭(1979-),男,黑龙江伊春人,中邮建技术有限公司高级工程师,主要研究方向为物联网、云计算等。